

基于非接触式电压测量的电压监测系统

张泽林 刘希喆

(华南理工大学电力学院 广州 510640)

摘要:非接触式电压测量方法不直接与线路的金属导体部分接触,能适应多种应用场景的电压监测。设计一种利用改进的非接触式电压测量技术对线路电压进行测量并将测量得到的电压波形用于线路故障电压诊断的系统。对传统的非接触式电压测量技术进行拓扑分析并对测量电路拓扑进行改进,能够不受耦合电容影响并准确地测量线路上的电压。由于目前单一的故障特征提取方法具有局限性,为了利用由非接触式电压测量技术测量得到的电压波形实现准确地对线路故障电压进行识别诊断,提出了基于集成学习的故障电压状态识别系统,利用多种特征提取方法提取非接触式电压测量得到的电压波形特征,其识别结果用于对线路故障进行预警和处理。针对该电压监测系统,设计了测量精度和故障识别测试,得到稳态平均误差为0.9%,故障识别准确率最高可达到93%,表明该电压监测系统具有较高的精度和故障识别准确率。

关键词:非接触式电压测量;离散小波阈值降噪;硬件加速计算;集成学习

中图分类号: TM93 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4

Voltage monitoring system based on non-vontact voltage measurement

Zhang Zelin Liu Xizhe

(School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: The non-contact voltage measurement method is not in direct contact with the metal conductor of the line and can adapt to the voltage monitoring in a variety of application scenarios. This paper designs a system which uses the improved non-contact voltage measurement technology to measure the line voltage and applies the measured voltage waveform to the line fault voltage diagnosis. Based on the topology analysis of the traditional non-contact voltage measurement technology and the improvement of the measurement circuit topology, the voltage on the line can be measured accurately without being affected by the coupling capacitance. Because of the limitation of the current single fault feature extraction method, in order to accurately identify and diagnose the line fault voltage by using the voltage waveform measured by the non-contact voltage measurement technology, in this paper, a fault voltage state identification system based on integrated learning is proposed, and a variety of feature extraction methods are used to extract the voltage waveform features obtained from non-contact voltage measurement. The identification results are used for early warning and processing of line faults. In this paper, aiming at the voltage monitoring system, the measurement accuracy and fault identification test are designed, and the steady-state average error is 0.9%, and the highest fault identification accuracy is 93%, which shows that the voltage monitoring system has high accuracy and fault identification accuracy.

Keywords: non-contact voltage measurement; discrete wavelet threshold denoising; hardware accelerated computing; integrated learning

0 引言

近年来,随着经济发展方式转变、城市化进程加快,城市中分布式新能源并网规模增大,这对城市的配电网

数字化智能化提出了巨大的需求;在进行城市配电网建设的同时为了兼顾城市环境,电缆逐渐替代了架空输电线路,线路电压的监测存在困难,这对城市配电网的数字化智能化建设带来挑战^[1-7]。因此,需要一种体积小、成本低廉、能够不破坏绝缘层即可测得线路电压并对电压

异常情况快速响应的电压监测系统。

文献[8]对利用电场耦合原理的探测电极进行分析,得出线路从中间穿过的圆筒型的探测电极的耦合电容具有相对较好的稳定性的结论,但在实际应用中,圆筒形的探测电极容易接收到各个方向的干扰。文献[9]提出一种基于拓扑变换的非接触式电压测量方法,该方法能在开始测量前校正耦合电容,计算原始电压有效值,但是该方法存在依赖贴片元件精度和采样芯片精度的缺点。文献[10]给出一套较为便携的非接触式电压测量设计方案,差分电极能消除共模干扰,但同时两电极信号在相位上的不同会使波形发生一定的畸变,且该论文没有给出耦合电容变化的解决方法。文献[11]提出利用场效应晶体管对电场敏感的特性检测电场状态,受老化对器件特性的影响,该方法对设备维护和使用环境要求较高。

目前已有的非接触时电压测量方法在电压实时监测应用方面存在耦合电容未知、暂态波形还原失真、故障识别不准确的问题。本文针对这些问题提出一种基于改进的非接触式电压测量技术的电压监测系统,该系统能完成多种电压异常情况的诊断分析,改进的非接触式电压测量技术能够通过参考信号对耦合电容值进行校正。本文分析了基于机器学习的多种故障检测特征的优缺点,使用集成学习方法将不同的特征和识别算法综合起来,构建出基于集成学习的故障电压分类器模型,该故障分类器模型具有较高的故障的识别率和准确率。

1 非接触式电压测量系统

对故障电压进行监测和诊断,首先需要获得线路上准确的电压波形,非接触式电压测量具有适应各种测量环境的优点。但传统的非接触式电压测量技术存在耦合电容不确定的问题,本文提出了改进方法。

1.1 传统的非接触式电压测量

传统的基于电场耦合原理的非接触式电压传感器在探测电极与线路的金属导体部分会形成一个电容值为1~20 pF的耦合电容^[10]。探测电极和线路的金属导体部分为该耦合电容的两极,探测电极和线路的金属导体部分之间的线路绝缘外皮和空气则为该耦合电容的介质,如图1所示。该耦合电容值与线路类型、探测电极与线路的相对位置等因素相关。

对基于电场耦合的非接触式电压测量,如图2所示,输电线路上的交流电压通过交变电场耦合到测量回路中,通过电场耦合产生的微弱电流流过电容 C_d ,产生电压信号,通过后续信号放大处理后进行模数转换。

$$\frac{U_o(s)}{U_{in}(s)} = G_{INA} \cdot \frac{C_p}{C_p + C_d}$$

(1)

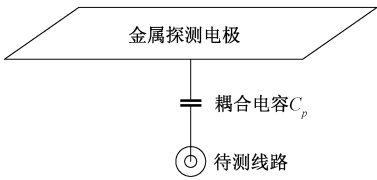


图1 金属探测电极与线路形成的耦合电容示意图
Fig. 1 The coupling capacitance formed by the probe electrode and the line

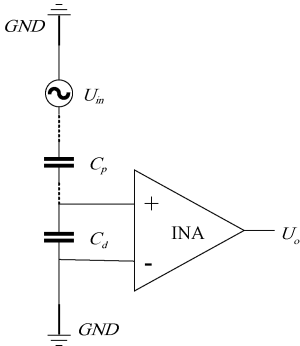


图2 非接触式电压测量电路拓扑结构
Fig. 2 Non-contact voltage measurement circuit topology

式中: G_{INA} 为仪表放大器的增益系数。

以本文测试所使用的1 cm×1 cm的正方形探测电极、不同型号的BV或WDZ电线为例,对不同线路类型的耦合电容 C_p 的取值范围为0.5~5 pF,在探测电极和线路的相对位置有变化的情形下,耦合电容的取值范围会更大,电容 C_d 的取值至少为100 pF,最终该电路拓扑的传递函数增益系数可能相差10倍以上。因此,耦合电容 C_p 的变化带来巨大的测量误差,需要一种方法对耦合电容 C_p 进行校正。其他线路型号的耦合电容值如表1所示。

表1 不同线路型号测得耦合电容对比
Table 1 Comparison of coupling capacitance measured by different line types

线路型号	耦合电容值/pF
4 mm ² 聚氯乙烯绝缘软护套电线	1.9
10 mm ² 聚氯乙烯绝缘软护套电线	2.5
4 mm ² 低烟无卤阻燃电线	1.6
10 mm ² 低烟无卤阻燃电线	2.3

可见线路绝缘介质和线路半径对耦合电容 C_p 有较大的影响,这是造成传统非接触式电压测量技术放大比例不确定的最主要原因。

1.2 改进的非接触式电压测量原理

传统的非接触式电压测量方法存在耦合电容未知的问题。因此,本文对已有的一种使用参考信号的非接触

式电压测量方法进行改进,在获取电压波形之前进行两次校正,从而获取前端电路准确的工频放大比例。改进后的电路如图3所示。

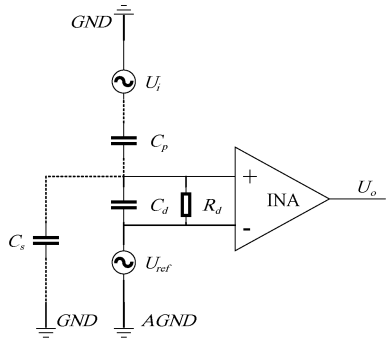


图3 改进后的测量电路拓扑结构

Fig. 3 Improved power frequency voltage signal acquisition channel

改进后的测量电路的输出函数为:

$$U_o(s) = G_{INA} \cdot \left[(U_{in}(s) - U_{ref}(s)) \cdot \frac{Z_d}{sC_p + Z_d} - U_{ref} \cdot \frac{Z_d}{sC_s + Z_d} \right] \quad (2)$$

由式(2)可知,对工频电压信号采集通道,输出的信号包含测量线路上的电压信号和参考信号。当把探测电极悬置空中,进行第1次校正时,此时 C_p 不存在,输出应表示为:

$$U_o(s) = G_{INA} \cdot (-U_{ref} \cdot P_1) = G_{INA} \cdot \left(-U_{ref} \cdot \frac{Z_d}{\frac{1}{sC_s} + Z_d} \right) \quad (3)$$

式中: P_1 为第1次校正计算的初始参数。

$$P_1 = \frac{U_{o_cal1_ref}}{U_{ref}} \quad (4)$$

式中: $U_{o_cal1_ref}$ 为第1次校正时输出的参考信号频率分量的幅值, U_{ref} 为参考信号实际幅值。

进行第2次校正时,输出表示为式(2),有:

$$P_2 = \frac{U_{o_cal2_ref} - U_{o_cal1_ref}}{U_{ref}} \quad (5)$$

式中: $U_{o_cal2_ref}$ 为第2次校正时输出的参考信号频率分量的幅值。

通过选择适当的电阻大小使 $R_d \ll 1/sC_p$ 和 $R_d \ll 1/sC_s$ 成立时,前端电路的工频放大倍数为:

$$P_3 \approx P_2 \cdot \frac{f_{in}}{f_{ref}} \quad (6)$$

线路上的实际电压为:

$$U_{in}(s) = \frac{U_o(s)}{P_3} \quad (7)$$

故该改进方法计算步骤如下:1)将探头移到远离线路处,按式(4)计算并记录 P_1 ;2)将探头贴近线路处,按式(5)和(6)计算并记录 P_2 和 P_3 ;3)按式(7)计算线路电压值;4)撤去参考信号以免影响输出电压波形。

1.3 非接触式电压测量探头设计

为选取最适合的非接触式电压测量探头的形状尺寸选取,文献[8]进行了探头电极的仿真分析,得出对于单探头,包裹线路的圆筒状电极探头具有最稳定的耦合电容,但本文提出的改进测量方法不存在耦合电容变化导致电压测量不准的问题,而且圆筒状的电极探头会耦合各个方向的干扰信号,故本文选择采用能将电极集成到电路板上平面电极探头形状,电极形状为 1 cm^2 的正方形平板电极,图4所示正方形电极以电路板铺铜的方式埋在图5电路板背面绝缘层下。

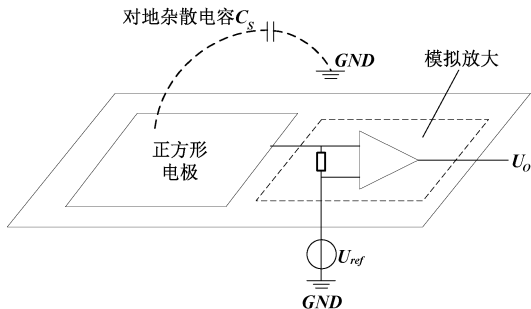


图4 非接触式电压测量探头示意图

Fig. 4 Schematic diagram of non-contact voltage measuring probe

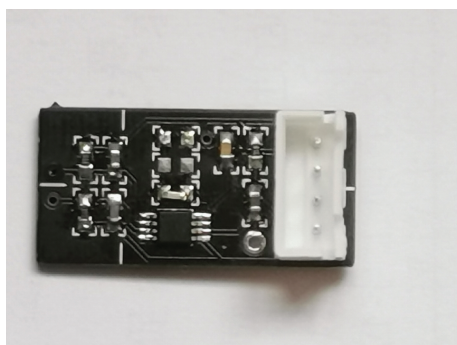


图5 非接触式电压测量探头电路

Fig. 5 Non-contact voltage measuring probe circuit

2 信号处理

传统的数字滤波方法,如低通 FIR,会抑制所有高频信号,包括有用的暂态变化信号,而小波阈值降噪能够滤除分量较少的高频噪声,保留分量较大的暂态变化信号。

但由于传统的小波阈值降噪包含大量的乘法运算,

故一般将该算法部署于云端服务器上,将实时电压波形传输至云端将消耗大量的网络带宽并失去了实时性,且如果该故障识别终端数量较多,消耗的计算资源也将不可接受。

本文提出利用 FPGA 并行计算的特点,构建针对离散小波阈值降噪算法的专用运算电路,使得该故障监测系统能够就地完成离散小波阈值降噪,并具备远超云端计算该算法的传统方案的实时性。

通常,小波分解得到的两种成分的信号,一种是低频成分信号,包含了信号的主要特征,一种是高频成分信号,包含了信号中的细节,对含有噪声的信号,噪声分量主要集中在高频成分中。小波阈值降噪是剔除高频成分中低于某阈值的小波系数,然后将阈值处理后的高频成分和低频成分进行重构,达到降噪的效果。

小波阈值降噪的层数和小波基的选取是该算法能否取得好的滤波效果的关键。层数太少,则滤波效果不明显,层数太多,则导致小波重构后的结果失真。经过分析对比,两层的 db6 离散小波阈值降噪效果最好。

两层的离散小波阈值降噪的流程如图 6 所示。

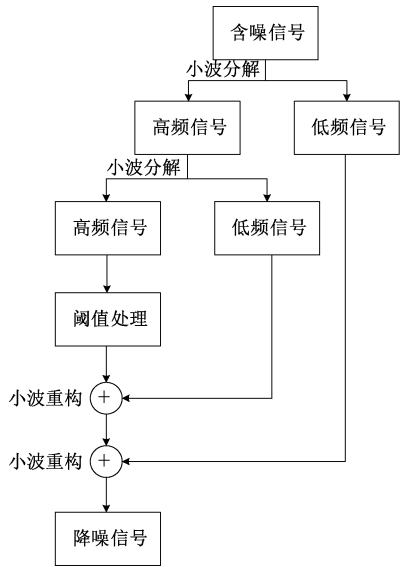


图 6 离散小波阈值降噪流程

Fig. 6 Wavelet threshold noise reduction flowchart

阈值 λ 的选取方法有固定阈值估计、机制阈值估计、无偏似然估计以及启发式估计^[12],但这些方法选取的阈值无法根据电压的暂态变化迅速改变,从而保留最完整的暂态分量。

当电压发生暂态变化时,总是伴随着谐波分量增加,可以在谐波增加时降低阈值,保留更多的细节。当电压处于稳态时,使用先验工式计算每一层的阈值:

$$\lambda = \frac{\sigma \sqrt{2 \ln N}}{\ln(j+1)} \tag{8}$$

式中: σ 为用于计算阈值的信号序列标准差, N 为用于计算阈值的信号序列的元素数。

当电压处于暂态时,根据阈值极大极小阈值估计,滤波器阶数小于 32 不设置阈值,阶数大于 32 时阈值为:

$$\lambda = 0.3936 + 0.1829 \left(\frac{\ln N}{\ln 2} \right) \tag{9}$$

现场可编程门阵列 (FPGA) 是一种半定制的专用集成电路,可以根据需求实现硬件计算电路,常用于需要大量计算的场景^[13-14]。本文将采用 Intel Altera 公司的 EP4CE6 芯片实现本设计,经验证此芯片的逻辑资源能实现该电路。

实现小波分解和重构时,采用全流水线结构加速计算,如图 7 所示,其中的 db6 滤波器权重系数使用 MATLAB 的 wfilters 工具辅助设计。

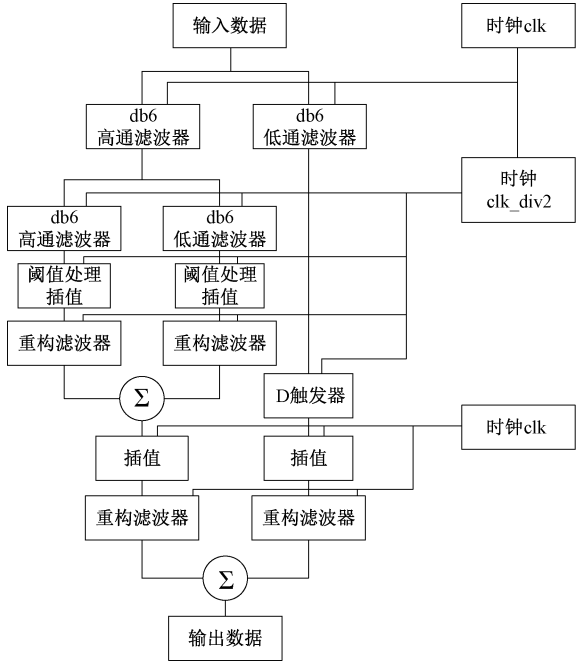


图 7 离散小波阈值降噪计算电路结构

Fig. 7 Discrete wavelet threshold denoising calculation circuit structure

由于该信号处理系统需要一定的采样周期,所以与实际波形存在一定的相位差。该相位差可通过信号处理流水线长度和采样频率定量计算。

$$\varphi = 2\pi \cdot \frac{L_{flow} \times f_{in}}{f_s} \tag{10}$$

式中: L_{flow} 是信号从流入到流出经过寄存器的个数, f_{in} 为电压的频率,一般为 50 Hz, f_s 为采样频率。

3 基于集成学习的故障电压监测

获取准确的电压波形后需要对其进行分析,识别是

否有线路故障发生。传统的故障电压识别采用的特征主要有电压基波幅值、电压各次谐波幅值、平均值、有效值等^[15-16]。这些特征在识别较为明显的故障时具有较好的效果。但面对雷击、电弧、污闪等多种具有电压暂态特征的线路故障,显然不能通过上述这一类简单的数据来解决。

故本文提出对电压采样序列进行深度的特征挖掘,通过 Adaboost 利用非线性组合得到的抽象特征训练出故障电压分类器,从而实现对电压的监测。

本文提出的故障分类器模型优点在于充分考虑不同故障反映在电压波形上的尺度大小不同,在电压序列数据预处理上使用了多种特征方法;充分考虑不同特征之间的联系。因为 Adaboost 算法具有考虑每个分类器权重的特点,故使用 Adaboost 算法将抽象特征训练成多个带权重的弱分类器。

3.1 类 Haar 特征

基于 Adaboost 的类 Haar 特征级联分类器常用于实时目标识别^[17-19],该特征具有如下特点:1)提取单个类 Haar 特征需要的计算量较少;2)通过伸缩平移可以提取出波形整体的趋势和局部突起。

本文使用的是适用于一维时间序列的一维类 Haar 特征,即如图 8 中白色部分序列所有的元素值之和减去黑色部分序列所有的元素值之和。



图 8 类 Haar 特征示意图
Fig. 8 Haar-like feature map

3.2 一维卷积特征

卷积神经网络是深度学习的代表算法之一,其中的卷积行为是一种针对一维时间序列数据或二维图像数据的抽象特征提取方法,能通过卷积和池化将数据抽象成特征,可用于电气量序列数据的特征提取^[20-21]。其提取得到的特征具备如下特点:1)高度抽象化,能够从序列中挖掘出难以观察的规律;2)平移卷积使得该特征同时包含波形整体和局部的信息;3)多次卷积和池化操作计算量大。

本文使用的是一维卷积特征,因为一维序列与二维数据相比包含的信息较少,故仅需要少量层数的卷积操作即可获得能较好表征故障类别的特征。本文采用使用三层卷积层和池化层提取的一维卷积特征值作为分类特征之一,模型结构如表 2 所示。

表 2 本文使用的一维卷积特征提取模型
Table 2 1-D convolution feature extraction model used in this paper

层类	尺寸
Input	256×1
Conv1	250×5
ReLU1	250×5
Pool1	125×5
Conv2	60×10
ReLU2	60×10
Pool2	30×10
Conv3	26×20
ReLU3	26×20
Pool3	13×20
Fullyconn	1×20

3.3 其他特征

虽然只使用各次谐波幅值和电压有效值等特征的分类器不能有效识别不明显的故障和多种故障的种类,但这些特征仍然是重要的,因此这些特征也纳入输入特征中。除此之外,小波系数在进行本文第 2 节所述的信号处理中可以得到,不需要进行另外的特征提取,也可以作为特征之一。

3.4 各类特征的非线性组合

对特征非线性组合主要分为两步,建立全连接层和使用激活函数。

全连接层中的每个神经元与上一层的归一化输入特征或经过激活函数处理的神经元相连接,加入激活函数的目的是增加神经网络模型的非线性。

本文对各个特征进行组合的方法与传统的 BP 神经网络不同的地方在于本文的非线性组合并不把输入层的各个特征映射到最终输出的一个神经元上,而是映射到多个输出神经元,这些神经元上的值是原来各个特征的非线性组合,用于作为 Adaboost 训练出的多个弱分类器的输入。

3.5 Adaboost 算法

Adaboost 算法是一种集成学习算法,具有较高的精度,当弱分类器选择较简单的分类器,如层数较少的决策树时,不易发生过拟合,适合用于故障电压监测的场景。

本文选择将 3.4 节得到的非线性组合特征用于电压时间序列的电压状态识别,Adaboost 算法首先根据初始权重训练出一个弱分类器,然后根据该弱分类器的分类误差更新训练样本的权重,提高误差率高的训练样本,从而提高后面弱分类器训练时对该训练样本的重视,训练出第 2 个弱分类器后,重复该过程,直到弱分类器数达到预设值,最后将这些弱分类器带权重地集成为一个强分类器。

3.6 电压状态监测的实现

电压监测系统的设计与工作步骤如下:预先在计算机上利用带标签的数据训练故障分类器模型,使用 FPGA 实现模型中的各种特征提取;收集由前述非接触式电压测量技术获得的电压数据,在 FPGA 中对这些序列数据进行特征提取,并发送到云端,由云端完成剩下的各类特征非线性组合和决策树分类,这样监测终端只需要传输特征值数据,而不需要将完整的波形传输,既减轻了云端的计算压力,又降低了数据传输的带宽。故障电压分类器的整体结构如图 9 所示。

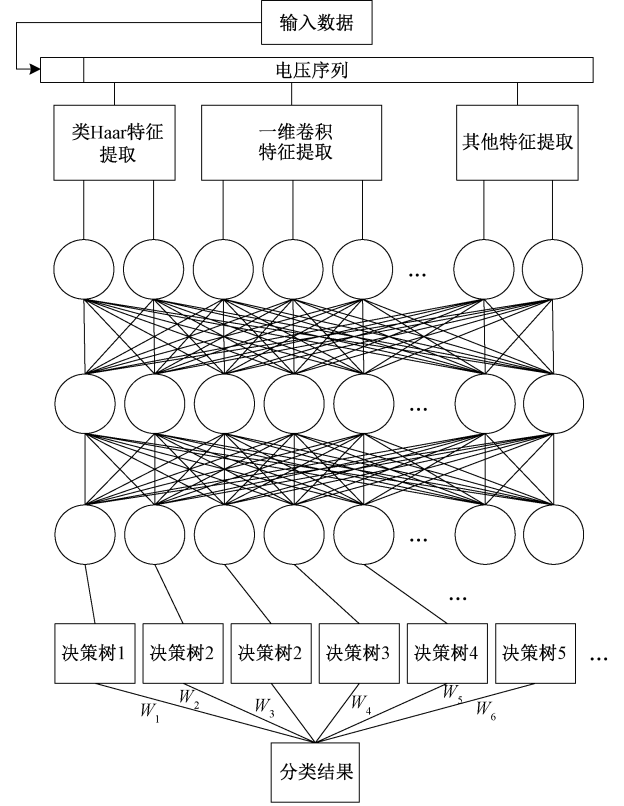


图 9 基于集成学习的故障电压分类器原理
Fig. 9 Schematic diagram of fault voltage classifier based on ensemble learning

4 非接触式电压测量样机测试

对于本文所提出的电压监测系统,主要的性能指标为测得电压幅值与波形的精度和根据测得电压波形进行线路故障识别的准确率。本章对根据上述原理设计的测量样机和故障识别模型进行测试。

4.1 电压测量性能测试

为验证本文提出的信号处理系统适用于非接触式电压测量的应用,将使用该系统对 STR3060A 标准电压源输出分别进行稳态和暂态电压测量测试,使用该电压源

和可控硅模块进行暂态电压测量测试。通过 EP4CE6 的片上集成逻辑分析仪配合 Quartus 软件的 Signaltap 工具观测信号处理后的定点数输出,并乘以工频放大比例 P_3 ,对比示波器上的高压差分探头的测量结果。测量方式如图 10 所示。

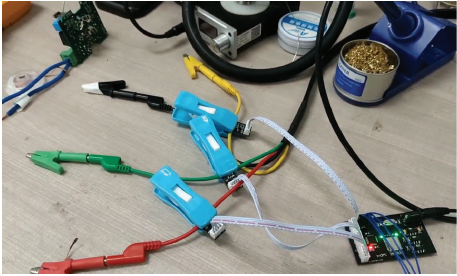


图 10 测量标准电压源三相输出
Fig. 10 Measuring three-phase output of standard voltage source

由于在电场作用下耦合入探测电极的电流为 nA 级别,所以该电流信号经过放大后含有较多的毛刺,图 11 为使用示波器直接测量模拟电路放大后的电压信号。

图 11 中上方波形为需要测量工频电压波形,下方波形为高频参考电压。

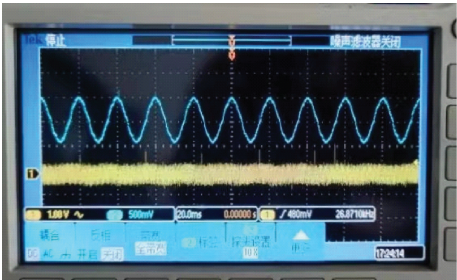


图 11 非接触式电压测量探头输出波形
Fig. 11 Output waveform of non-contact voltage measuring probe

稳态测试结果如图 12 所示,暂态测试结果如图 13 所示。

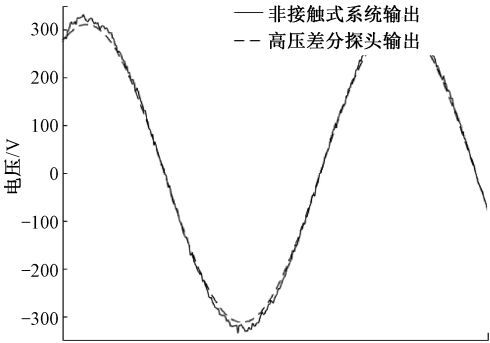


图 12 稳态电压测试结果
Fig. 12 Steady-state voltage test results

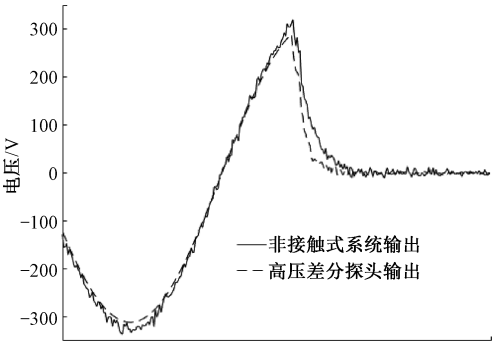


图 13 暂态电压测试结果
Fig. 13 Transient voltage test results

改进的非接触式电压测量和示波器直接测量的稳态和暂态采样点平均误差分别为 0.9% 和 4.4%。

通过对比图 11 中的未经滤波的工频电压波形和图 12 中经过滤波的数字输出波形,可以明显看出,滤波前工频信号含有一定量的毛刺和畸变,而经过本文设计的离散小波阈值降噪处理的数字输出波形则贴合实际电压波形,且毛刺明显变小,说明本文提出的模拟电路设计和数字滤波设计配合对还原电压波形具有较好的效果。

4.2 线路故障识别测试

在样机的 FPGA 平台对经滤波处理后的数字输出波形进行特征提取后,将提取得到的各项特征值输入到预先训练好的故障识别模型。对比使用 200 个弱分类器时,使用一种特征和使用多种特征的训练模型的故障识别准确率,识别结果如表 3、4 所示。

表 3 单一特征和综合特征的识别准确率

特征选择	故障类型	
	feature and multiple features	
	电弧故障识别率	欠压故障识别率
类 Haar 特征	90	85
一维卷积特征	89	84
谐波特征	67	98
综合特征	89	94

表 4 弱分类器个数对模型识别率和准确率的影响

弱分类器个数对模型识别率和准确率的影响		
Table 4 The influence of the number of weak classifiers on model recognition rate and accuracy		
弱分类器个数	故障识别率/%	类型识别准确率/%
50	91	84
100	96	90
200	96	92
500	97	93

从表 3 来看,虽然只使用类 Haar 特征或只使用谐波特征能在其中一项故障识别中获得更好的识别效果,但

从总的来说,使用综合特征的效果最好。这是因为使用单一特征能充分发挥该特征的优点,但也忽视了部分只由某种单一特征难以挖掘的数据特点。

4.3 测试结论

对测量样机和故障识别模型进行测试,测试结果表明本文所提的测量电路输出经过离散小波降噪处理后能较好的还原稳态电压波形。

暂态电压在波形变化率较大时的测量波形与实际波形存在一定偏差,当发生故障时,往往伴随着暂态分量,但从故障识别测试结果来看,暂态分量带来的偏差对故障识别的结果造成的影响较小。

线路故障识别测试结果表明本文所提的基于集成学习的使用多种特征的故障识别模型相比使用单一特征的一般模型综合识别效果最好,适合多种故障的识别。

5 结 论

本文提出了一个使用改进非接触式电压测量技术获取待测电压波形,并使用基于集成学习的故障电压分类器对测量得到的电压波形进行分析,实现对线路故障种类的识别诊断。电压测量部分采用使用参考信号通过两次校正操作对工频电压采集通道的工频电压信号放大倍数进行校正,随后为离散小波阈值降噪算法设计了专门的计算加速电路,使得该监测终端系统能够独立完成小波阈值降噪这一计算量巨大的信号处理算法,并对该测量系统的测试证明该模块具有良好的稳态和暂态性能。本文还根据电压序列的特点,提出了使用多种故障电压识别方法,使用集成学习中的 Adaboost 算法将多种特征集成起来,使得该故障分类器能充分考虑出现故障电压时故障特征在电压采样序列中分布的特点,进而提高故障电压识别的识别率和准确率。

参考文献

[1] 杨庆,董富宁,罗曼丹,等. 宽频电压感知方法及其数据应用[J]. 高电压技术, 2021,47(6): 1969-1983.
YANG Q, DONG F N, LUO M D, et al. Wideband voltage sensing methods and sensing data applications[J]. High Voltage Engineering, 2021,47(6): 1969-1983.

[2] 谢潇磊,刘亚东,孙鹏,等. 新型配电网线路 PMU 装置的研制[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(12): 15-20,52.
XIE X L, LIU Y D, SUN P, et al. Development of a new type of distribution line PMU device[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016,40(12): 15-20,52.

[3] 宋宏天,肖霞,徐雁,等. 配电网故障指示器中电压测量的研究[J]. 电测与仪表,2020,57(3): 110-115.
SONG H T, XIAO X, XU Y, et al. Research on voltage

- measurement in the distribution network fault indicator[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(3): 110-115.
- [4] XIAOHUI L. Design and implementation of wireless voltage monitoring system based on zigbee [J]. International Journal of Information Technology and Web Engineering (IJITWE), 2017, 12(3): 83-96.
- [5] 杨玲君,周冬旭,徐志超. 电容分压型电子电压互感器的特性研究[J]. 电力自动化设备, 2012, 32(8): 71-74.
- YANG L J, ZHOU D X, XU ZH CH, et al. Research on the characteristics of capacitor voltage divider electronic voltage transformer [J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32(8): 71-74.
- [6] 陈秋鹭. 负荷终端在低压配电网电压监测中的应用[J]. 科技与创新, 2021(23): 157-158.
- CHEN Q L. Application of load terminal in voltage monitoring of low voltage distribution network [J]. Science and Technology & Innovation, 2021 (23): 157-158.
- [7] SADEGHKHANI I, KETABI A, FEUILLET R. Artificial intelligence based techniques to evaluate switching overvoltages during power system restoration [J]. Advances in Artificial Intelligence, 2013: 1.
- [8] 张伟,李晓建,梁军生. 非接触式电压传感器电极仿真分析[J]. 机电工程技术, 2021, 50(10): 41-45.
- ZHANG W, LI X J, LIANG J SH. Simulation analysis of non-contact voltage sensor electrode [J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2021, 50 (10): 41-45.
- [9] 江陶然,刘希喆. 基于拓扑变换的非接触式电压传感器[J]. 电工技术学报, 2019, 34(1): 153-159.
- JIANG T R, LIU X ZH. Non-contact voltage sensor based on topology transformation [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(1): 153-159.
- [10] LAWRENCE D, DONNAL J S, LEEB S, et al. Non-contact measurement of line voltage [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(24): 8990-8997.
- [11] WEI S, ZHANG L, GAO W, et al. Non-contact voltage measurement based on electric-field effect [J]. Procedia Engineering, 2011, 15: 1973-1977.
- [12] 周大志,钟功祥,吴英. 非线性小波阈值选取形式对小波降噪效果的影响分析[J]. 四川理工学院学报(自然科学版), 2014, 27(3): 50-54.
- ZHOU D ZH, ZHONG G X, WU Y. Analysis of the influence of nonlinear wavelet threshold selection on the effect of wavelet denoising [J]. Journal of Sichuan University of Science & Engineering (Natural Science Edition), 2014, 27(3): 50-54.
- [13] 刘素贞,魏建,张闯,等. 基于 FPGA 的超声信号自适应滤波与特征提取 [J]. 电工技术学报, 2020, 35(13): 2870-2878.
- LIU S ZH, WEI J, ZHANG CH, et al. Adaptive filtering and feature extraction of ultrasonic signal based on FPGA [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(13): 2870-2878.
- [14] 裴晓芳,王洁,宋林. 基于 FPGA 的快速图像纹理特征提取方法的研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(7): 1067-1073.
- PEI X F, WANG J, SONG L. Research of fast image texture feature extraction method based on FPGA [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(7): 1067-1073.
- [15] 李战. 非侵入式逆变器功率开关管故障和电流传感器故障诊断方法研究[D]. 杭州:浙江大学, 2019.
- LI ZH. Non-intrusive diagnosis method for power transistor fault and current sensor fault in inverters [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019.
- [16] 袁中琛,杜明,韩磊,等. 电网电能质量补偿器电压浪涌故障检测 [J]. 自动化与仪器仪表, 2020(5): 193-196.
- YUAN ZH CH, DU M, HAN L, et al. Power quality compensator voltage surge fault detection [J]. Automation & Instrumentation, 2020(5): 193-196.
- [17] 卢婷. 基于 AdaBoost 的分类器学习算法比较研究[D]. 上海:华东理工大学, 2014.
- LU T. Comparison of AdaBoost-based learning algorithms of classifiers abstract [D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2014.
- [18] 曹莹,苗启广,刘家辰,等. AdaBoost 算法研究进展与展望 [J]. 自动化学报, 2013, 39(6): 745-758.
- CAO Y, MIAO Q G, LIU J CH, et al. Advance and prospects of AdaBoost algorithm [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(6): 745-758.
- [19] 马博宇,尉寅玮. 基于 AdaBoost 算法的人脸识别系统的研究与实现 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(S1): 162-167.
- MA B Y, WEI Y W. Design and implementation of face recognition system based on AdaBoost algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(S1): 162-167.
- [20] 马立玲,刘潇然,沈伟,等. 基于一种改进的一维卷积神经网络电机故障诊断方法 [J]. 北京理工大学学报, 2020, 40(10): 1088-1093.
- MA L L, LIU X R, SHEN W, et al. Motor fault diagnosis method based on an improved one-dimensional

- convolutional neural network[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2020,40(10): 1088-1093.
- [21] 曲建岭,余路,袁涛,等. 基于一维卷积神经网络的滚动轴承自适应故障诊断算法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(7): 134-143.
- QU J L, YU L, YUAN T, et al. Adaptive fault diagnosis algorithm for rolling bearings based on one-dimensional convolutional neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018,39(7): 134-143.

作者简介



张泽林, 2020 年于华南理工大学获得学士学位, 现于华南理工大学攻读研究生, 主要研究方向为电气传感与检测。

E-mail: 936131208@qq.com

Zhang Zelin received B. Sc. degree from South China University of Technology in 2020.

Now he is a M. Sc. candidate in South China University of Technology. His main research interests include electrical sensing and detection.